

机器学习在企业运营风险管理中的应用

——基于电商平台交易数据的分析

孙文峰

甘肃农业大学管理学院, 甘肃 兰州

收稿日期: 2025年3月26日; 录用日期: 2025年5月29日; 发布日期: 2025年6月5日

摘要

电商平台规模扩张导致运营风险剧增, 传统人工风控难以满足动态需求, 基于机器学习构建智能预警系统, 采用随机森林深度神经网络分析某电商平台三年交易数据, 系统提取32个核心风险特征, 通过SHAP值LIME方法增强可解释性, 预警系统识别准确率达92.3%, 响应时间低于50毫秒, 模型保留80%特征时准确率维持85%以上, 3个月内预测效果稳定。智能客服解决率达85%, 差评率降低32%。

关键词

机器学习, 电商平台, 风险管理, 智能预警, 深度学习

Application of Machine Learning in Enterprise Operation Risk Management

—Analysis Based on E-Commerce Platform Transaction Data

Wenfeng Sun

School of Management, Gansu Agricultural University, Lanzhou Gansu

Received: Mar. 26th, 2025; accepted: May 29th, 2025; published: Jun. 5th, 2025

Abstract

The expansion of e-commerce platforms has led to a surge in operational risks, while traditional manual risk control cannot meet dynamic demands. An intelligent early warning system based on machine learning was built using random forest and deep neural networks to analyze e-commerce platform data over three years. The system extracts 32 core risk features and enhances interpretability.

ity through SHAP values and LIME methods. The warning system achieves 92.3% identification accuracy with response time under 50 ms. Model accuracy remains above 85% with 80% features available, maintaining stability within 3 months. The intelligent customer service achieves 85% resolution rate and reduces negative feedback by 32%.

Keywords

Machine Learning, E-Commerce Platform, Risk Management, Intelligent Early Warning, Deep Learning

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

电商行业高速发展背景下，交易规模剧增引发各类运营风险，传统风险管理方法存在效率低下与反应迟缓问题，机器学习技术展现出突出数据挖掘优势，在风险管理领域应用成为趋势，电商平台积累海量交易数据，通过建模分析有效识别欺诈交易与预测信用风险及监控异常行为，机器学习模型识别准确率显著提升，响应速度大幅加快，为构建智能化风险管理体系提供新思路。

2. 机器学习在电商平台风险管理中的应用研究

电商平台快速发展带来交易规模剧增，引发诸多运营风险。传统人工风险识别方式效率低下，难以应对复杂多变的风险形势。机器学习技术凭借数据处理优势，能对海量交易数据进行深度挖掘，构建风险识别模型[1]。模型融合用户行为与商品属性以及支付行为等多维特征，精准识别欺诈交易。深度学习与集成学习算法提升了风险识别准确率，降低了运营成本。智能风险预警系统在欺诈识别与异常交易检测方面优势显著，为电商平台风险管理提供实践指导。

3. 风险识别机器学习模型研究

3.1. 交易数据特征工程与选择

在模型中，用户风险程度通过风险评分模型量化：

$$R = w_1F + w_2T + w_3M + w_4V \quad (1)$$

其中 R 为风险评分， F 为交易频次特征， T 为时间特征， M 为金额特征， V 为交易行为波动特征， w_i 为对应权重系数。

商品价格异常度计算公式为：

$$P_A = \frac{|P - P_{avg}|}{\sigma_p} \quad (2)$$

其中 P_A 为价格异常度， P 为当前价格， P_{avg} 为历史平均价格， σ_p 为价格标准差。

这些特征通过系统实时更新机制动态调整权重，保证模型对新型风险保持敏感性。通过信息增益和 LASSO 回归等方法筛选，最终确定包含用户行为与商品属性[2]，支付特征与社交网络和文本信息等 32 个核心特征指标。

3.2. 机器学习算法选择与参数设置

针对电商平台风险识别场景特点, 经过对比实验选择随机森林和深度神经网络作为核心算法, 随机森林算法凭借优秀的特征处理能力和对异常值不敏感等优势, 其预测概率计算公式为:

$$P(y|x) = \frac{1}{N} \sum P_i(y|x) \quad (3)$$

其中 N 为决策树数量, $P_i(y|x)$ 为第 i 棵决策树的预测概率, 关键参数设置包括决策树数量(500)、最大深度(8)、最小分裂样本数(50)和叶节点最小样本数(20)。

深度神经网络结构包含输入层(32 节点)与两个隐藏层(64 节点及 32 节点, ReLU 激活)和输出层(1 节点, Sigmoid 激活), 采用 0.3 的 Dropout 率和 Adam 优化器。通过交叉验证对比显示, 随机森林和深度神经网络的准确率分别达到 89.6%和 90.8%, 优于其他算法如 XGBoost (90.2%)和 LightGBM (89.7%), 综合性能表现最优。

3.3. 算法性能对比与验证

针对电商平台风险识别场景特点, 选择了多种机器学习算法进行对比实验[3]。随机森林算法采用集成学习方法, 其预测概率计算公式为:

$$P(y|x) = \frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N P_i(y|x) \quad (4)$$

其中 N 为决策树数量, $P_i(y|x)$ 为第 i 棵决策树的预测概率。

XGBoost 算法通过前向分布算法进行学习, 其目标函数为:

$$L(\theta) = \sum l(y_i, \hat{y}_i) + \sum \Omega(f_i) \quad (5)$$

其中 l 为损失函数, Ω 为正则项, f_i 为基学习器。

深度神经网络以及支持向量机在特定场景下各具优势。实验对比显示随机森林以及 XGBoost 的综合表现最优, 准确率分别达到 89.6%以及 90.2%。

3.4. 风险模型评估方法

风险识别模型的评估采用多维度指标体系。准确性评估采用混淆矩阵分析, 模型评价指标计算如下:

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (6)$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (7)$$

$$F_1 = \frac{2\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (8)$$

其中 TP 为真正例, FP 为假正例, FN 为假负例。

模型稳定性通过 5 折交叉验证检验, 时效性评估关注预测速度以及资源消耗[4]。可解释性评估采用 SHAP 值分析, 特征 j 的 SHAP 值计算为:

$$\varphi_j = \frac{\sum_{S \subseteq F \setminus \{j\}} |S|! (|F| - |S| - 1)!}{|F|! * [f_x(S \cup \{j\}) - f_x(S)]} \quad (9)$$

其中 F 为特征集合, S 为不含特征 j 的子集, f_x 为预测函数。通过这些定量指标构建模型评估报告, 为模

型优化提供数据支持。

3.5. 模型可解释性分析

为增强风险识别模型的透明度和可解释性,采用 SHAP 值和 LIME 两种解释性分析方法,模型 SHAP 值分析结果显示,交易频次对高风险预测贡献最大,SHAP 值达 0.45,异常登录行为对欺诈识别影响显著,SHAP 值为 0.38;社交关系密度对信用评估也具有重要影响,SHAP 值为 0.32。特征 j 的 SHAP 值计算为:

$$\phi_j = \sum [v(S \cup \{j\}) - v(S)] |S|! (n - |S| - 1)! / n! \quad (10)$$

其中 F 为特征集合, S 为不含特征 j 的子集, v 为预测函数。

LIME 局部可解释性分析表明,对典型欺诈案例的解释准确率达 87%,成功识别了决策关键特征组合,解释结果与专家经验具有高度一致性,这些分析结果为模型优化和风控策略制定提供了重要依据。

4. 电商平台交易风险预警系统

4.1. 预警模型结构

机器学习风险预警模型架构分为数据层与特征层以及预测层三部分(表 1)。数据层实现实时交易数据接入,完成数据清洗标准化,解决数据缺失异常问题。特征层通过时序分析提取交易特征,采用实时更新机制确保数据时效性[5]。预测层集成多个分类器,输出风险评估结果。模型采用流式计算框架处理高并发数据,单笔交易处理时间控制在 50 毫秒内,分布式部署后单集群每秒处理请求超过 1000 笔。

Table 1. Risk warning model structure components

表 1. 风险预警模型结构组成

核心层级	主要功能	关键模块
数据层	数据接入处理	数据清洗与标准化
特征层	特征提取分析	用户特征与交易特征
预测层	风险评估预警	分类模型与预警规则
应用层	业务防控执行	实时预警与风控策略

注:模型设计基于电商平台风险防控需求。

4.2. 预警流程与触发条件

风险预警覆盖交易全流程。预付款阶段监控账户异动与支付异常,计算交易相似度识别团伙欺诈。订单确认阶段识别虚假发货与物流信息,分析历史交易发现可疑商家。收货评价阶段监控退货退款异常,通过信用评分发现恶意退货。预警规则按风险等级分级,评分超过阈值自动触发预警措施[6]。触发条件包括交易金额与登录设备以及收货地址等异常,系统动态调整阈值并持续优化预警规则。

4.3. 智能防控机制

智能防控机制依据风险等级自动执行防控措施,高风险交易采取人工审核或直接拦截,中风险交易要求二次身份验证,系统按风险类型执行防控策略:限制可疑交易频次金额,降低异常商家搜索排名,防控执行过程留痕记录,通过效果分析持续优化策略,智能防控结合人工审核,在确保风控效果同时提升审核效率,降低运营成本。

5. 实验分析与应用效果

5.1. 实验数据与评估指标

某电商平台 2021~2023 年交易数据包含 100 万笔交易记录，涵盖用户信息与交易行为[7]，商品属性与支付信息等维度(表 2)，数据清洗标准化后保留 85 万条有效数据，按 7:3 比例划分训练集测试集，评估指标从准确性与时效性及实用性三个维度设计，包括识别准确率、召回率、响应时间等，实验重点验证高并发场景性能表现，采用压力测试验证系统稳定性。

Table 2. Basic information of experimental dataset

表 2. 实验数据集基本信息

数据特征	数值描述
数据时间范围	2021~2023 年
原始数据量	100 万笔
有效数据量	85 万笔
训练集比例	70%
测试集比例	30%
风险交易占比	15.3%
正常交易占比	84.7%

注：数据来源于某电商平台交易记录。

5.2. 模型预测效果

模型采用 5 折交叉验证评估，AUC 达 0.946，KS 值 0.857，F1-score 为 0.912。通过 SMOTE 过采样扩充少数类至 30%，用 Focal Loss 优化训练，鲁棒性测试显示，加入噪声数据准确率下降小于 3%，保留 80%特征时准确率维持 85%以上，3 个月内预测效果稳定，实际运行中整体准确率 92.3%，欺诈识别准确率 94.7%，召回率 91.2%。系统响应时间 45 毫秒，单机处理 1200 笔/秒。

5.3. 典型案例分析

电商平台在客服系统中部署机器学习模型，客服效率得到显著提升。系统通过自然语言处理技术准确理解用户问题，结合知识图谱快速匹配解决方案。在商品咨询环节，智能客服的问题解决率达到 85%，平均响应时间从 120 秒降低到 15 秒。系统能识别用户情绪，对于负面情绪及时转人工处理，提升了用户满意度。在处理交易纠纷时，模型通过分析历史案例数据自动生成解决方案，纠纷处理效率提升 67%。差评智能跟进机制使平台差评率下降 32%，其中超过 45%的差评通过智能跟进转化为好评。智能客服系统的应用使平台在提升服务质量的同时显著降低了人工成本，客服人员配置减少 40%，实现了服务效率以及成本的双重优化。

6. 结语

机器学习技术在电商平台风险管理中应用成效显著，智能风险预警系统实现自动识别欺诈交易异常行为，采用多种评估指标验证模型效果，客服系统应用使服务效率大幅提升，运营成本明显降低。随着深度学习与强化学习等技术不断发展，推动风险管理水平持续提高，为电商行业健康发展提供坚实的技术支撑。

参考文献

- [1] 景奕昕. 基于机器学习的电商平台客户投诉精准定位研究[J]. 数字通信世界, 2025(1): 22-24, 27.
- [2] 毕然. 数字营销时代电商平台内容优化路径探析[J]. 产业创新研究, 2025(1): 157-159.
- [3] 张明侠. 跨境电商平台商业模式分析——以某进口跨境电商平台为例[J]. 商讯, 2024(23): 1-4.
- [4] 贺育斌. 人工智能技术在电商平台风险控制中的应用与实践研究[J]. 商展经济, 2024(22): 67-70.
- [5] 周捷盼. 基于大数据的跨境电商平台供应商信用评估研究[J]. 现代商业, 2024(22): 99-102.
- [6] 蔡夏荣. 研究新兴电商平台在新时代消费模式中的角色与策略[J]. 广东经济, 2024(16): 7-9.
- [7] 智能体 AI. 零售与电商行业 AI 化的场景应用: 引领行业创新与增长的大模型解决方案[EB/OL]. <https://mp.weixin.qq.com/s/s2i42m7ULatLq9QdkhP6Qw>, 2025-03-14.